一种多子焦元信度赋值非零情况下的DSmT近似融合推理方法

郭 强[1],何 友[1],关 欣[2],盖明久[3]
(1.海军航空工程学院信息融合研究所,山东烟台 264001;2.海军航空工程学院电子信息工程系,山东烟台 264001;3.海军航空工程学院基础部,山东烟台 264001)

摘 要: 为了能够减小基于Dezert-Smarandache理论(DSmT)框架的第5条比例冲突分配规则(PCR5)处理含有交多子焦元证据融合问题的计算复杂度并保持较高的精度,本文提出一种多子焦元信度赋值非零情况下的DSmT近似融合推理方法.该方法避免了现有的基于Shafer模型的DSmT近似融合推理方法由于需要预先解耦带来的信息损失,并且不仅适用于Shafer模型也适用于混合Dezert-Smarandache(DSm)模型下部分交多子焦元非冲突且信度赋值非零的情况.仿真实验表明,在不同的情况下,本文方法相比现有的方法,与DSmT+PCR5融合推理方法融合结果相似度更高且计算效率显著提高.

关键词: 证据理论;近似推理;信息融合;混合DSm模型;Dezert-Smarandache理论
中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2015)10-2069-07
电子学报URL: http://www.ejournal.org.cn **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.10.028

An DSmT Approximate Reasoning Method on the Condition of Non-zero Multiple Focal Elements

GUO Qiang[1],HE You[1],GUAN Xin[2],GAI Ming-jiu[3]
(1. *Research Institute of Information Fusion*, *Naval Aeronautical and Astronautical University*, *Yantai*, *Shandong* 264001, *China*;
2. *Electronics and Information Department*, *Naval Aeronautical and Astronautical University*, *Yantai*, *Shandong* 264001, *China*;
3. *Department of Basic Science*, *Naval Aeronautical and Astronautical University*, *Yantai*, *Shandong* 264001, *China*)

Abstract: For reducing the computation complexity of the Proportional Conflict Redistribution No.5 (PCR5) with the framework of Dezert-Smarandache Theory (DSmT) for evidence fusion problems of mulitple focal elements and remaining high accuracy, a Dezert-Smarandache Theory (DSmT) approximate reasoning method on the condition of non-zero mulitple focal elements is proposed. The method avoids the informaiton loss caused by decoupling of the existed DSmT approximate reasoning method. The information fusion problems of non-zero mulitple focal elements based on not only the Shafer model but the hybrid-Dezert-Smarandache (DSm) model can be effectively processed by the proposed method. Finally, simulation results show that in different conditions, the proposed method can get more similar results with DSmT+PCR5 method and need less computation complexity compared to the existed method.

Key words: evidence theory; approximate reasoning; information fusion; hybrid-DSm (Dezert-Smarandache) model; dezert-smarandache theory

1 引言

信息融合技术可以通过有效处理多源不精确、高冲突的证据信息来提高大型智能系统的稳定性以及正确决策的能力,近年来得到广泛关注[1~8].Dezert-Smarandache Theory(DSmT)是由Dezert和Smarandache共同提出的一种新的处理高冲突证据信息融合问题的有效方法[9].目前DSmT已在图像处理、机器人环境感知、多目标跟踪与识别、多目标决策、分类等领域取得了成功的应用[9~17].而随着鉴别框架中基本信度赋值非空焦元数目的增多,DSmT超幂集空间中的焦元存储空间呈指数级增长,组合运算量也呈指数级增长,该问题制约了其发展.

收稿日期:2014-11-14;修回日期:2015-05-25;责任编辑:孙瑶
基金项目:国家自然科学基金(No.61102166,No.61471379);教育部新世纪优秀人才支持计划(No.NCET-11-0872)

近年来,在降低 DSmT 融合算法的计算量方面有很多重要的研究[18~25].这些方法可以分为三类:第一类通过减少融合过程中焦元数量来减小融合计算量[18~21];第二类通过减少融合过程中的证据源数量来减小融合计算量[22];第三类针对 DSmT 框架中的比例冲突分配规则(PCR5)进行近似处理[23~25].

本文提出一种多子焦元信度赋值非零情况下的 DSmT 近似融合推理方法,该方法不仅适用于 Shafer 模型(鉴别框架中的各元素存在互斥的约束)也适用于混合 DSm 模型(鉴别框架中的各元素不存在互斥的约束)下交多子焦元信度赋值非空的情况.最后通过仿真实验,验证本文方法相比文献[24]方法的优越性.

2 基础知识

2.1 DS 框架下的 Dempster 规则

$$m(X)=\frac{1}{1-k}\cdot\sum_{x_i\cap x_j=X}[m_1(x_i)m_2(x_j)] \tag{1}$$

$$k=\sum_{x_i\cap x_j=\varnothing}[m_1(x_i)m_2(x_j)] \tag{2}$$

其中,k 代表证据间的冲突,其值越大说明证据之间的冲突越大[7].

2.2 DSmT 框架下的 PCR5 规则

$$m_{\mathrm{PCR5}}(\varnothing)=0,\ \forall X\in G^{\Theta}\setminus\varnothing$$

$$m_{\mathrm{PCR5}}(X)=\sum_{\substack{x_1,x_2\in G^{\Theta}\\ x_1\cap x_2=X}}m_1(x_1)m_2(x_2)+\sum_{\substack{Y\in G^{\Theta}\setminus\{X\}\\ X\cap Y=\varnothing}}\left[\frac{m_1(X)^2m_2(Y)}{m_1(X)+m_2(Y)}+\frac{m_2(X)^2m_1(Y)}{m_2(X)+m_1(Y)}\right] \tag{3}$$

其中,G^{Θ} 代表广义幂集空间,$\forall X\in G^{\Theta}\setminus\varnothing$代表 X 为 G^{Θ} 中的任意非空焦元,Y 代表 G^{Θ} 中与 X 没有交集的非空焦元,所有分式的分母不为 0,当分式等于 0 时则不计算该分式[9].

3 一种交多子焦元信度赋值非零情况下的 DSmT 近似融合推理方法

文献[24]提出了 Shafer 模型情况下交多子焦元的解耦方法及 DSmT 近似融合推理方法,并取得了较好的效果.但该方法并不适于混合 DSm 模型,该文献也指出预先解耦会带来一定的信息损失,对结果带来不利影响.

本文提出一种新的 DSmT 近似融合推理方法,该方法不需要对交多子焦元进行预先解耦,下面分别针对交多子焦元基于 Shafer 模型和混合 DSm 模型两种情况进行介绍.

3.1 Shafer 模型情况

Shafer 模型下的交多子焦元,被认为是冲突,其基本信度赋值是由于证据源的误差和信息的模糊而形成的.在本文的融合方法中,不对冲突交多子焦元进行预先解耦,而将其定义为一个与其它焦元都互斥的新的单子焦元,参与到 DSmT 近似融合推理过程中,避免了已有的 DSmT 近似推理融合方法[24]解耦带来的信息损失.

假设超幂集空间有 n 个焦元,即 $\Theta=\{\theta_1,\theta_2,\cdots,\theta_n\}$,超幂集空间 P^{Θ} 中仅单子焦元和部分交多子焦元具有信度赋值.给定 k 个独立证据源 $S_1,\cdots,S_k$,对 P^{Θ} 中的焦元分别进行赋值,令 θ 代表任意焦元,θ_i 代表单子焦元,P^S 代表单子焦元的集合,θ^C 代表交多子焦元,P^C 代表交多子焦元的集合.定义将冲突交焦元中的单子焦元求出的函数为 $x(\theta^C)=\{\theta_1,\cdots,\theta_j\}$, $\theta_i\subset\theta^C$. Shafer 模型情况下,方法流程如下:

(1)将冲突交多子焦元定义为新的单子焦元,令 $\theta_i'=\theta^C$.

(2)对各焦元,求出其在另外证据源中补集的信度加和,即对于各证据源中的 θ_i 和 θ_i',其在另外证据源中补集的信度加和可按照下式计算

$$m_1(\overline{\theta_i})=1-m_2(\theta_i),\ m_1(\overline{\theta_i'})=1-m_2(\theta_i')$$

$$m_2(\overline{\theta_i})=1-m_1(\theta_i),\ m_2(\overline{\theta_i'})=1-m_1(\theta_i')$$

(3)对每个证据源的焦元进行 PCR5 近似推理融合,采用式(4)进行计算

$$m_{12}(\theta_i)=m_1(\theta_i)m_2(\theta_i)+\left[\frac{m_1(\theta_i)^2m_2(\overline{\theta_i})}{m_1(\theta_i)+m_2(\overline{\theta_i})}+\frac{m_2(\theta_i)^2m_1(\overline{\theta_i})}{m_2(\theta_i)+m_1(\overline{\theta_i})}\right]$$

$$m_{12}(\theta_i')=m_1(\theta_i')m_2(\theta_i')+\left[\frac{m_1(\theta_i')^2m_2(\overline{\theta_i'})}{m_1(\theta_i')+m_2(\overline{\theta_i'})}+\frac{m_2(\theta_i')^2m_1(\overline{\theta_i'})}{m_2(\theta_i')+m_1(\overline{\theta_i'})}\right] \tag{4}$$

(4)对得到的初步融合结果归一化,平均各焦元近似融合推理造成的信度损失,得到单子焦元 θ_i 和交多子焦元 θ_i' 的近似融合信度赋值如式(5)

$$m_{12}^{\mathrm{PCR}}(\theta_i)=\frac{m_{12}(\theta_i)}{\sum m_{12}(\theta_i')+\sum m_{12}(\theta_i)}$$

$$m_{12}^{\mathrm{PCR}}(\theta_i')=\frac{m_{12}(\theta_i')}{\sum m_{12}(\theta_i')+\sum m_{12}(\theta_i)} \tag{5}$$

(5)由于 Shafer 模型下交多子焦元为冲突焦元,故将融合结果中其基本信度赋值按照参与其中的单子焦元基本信度赋值的比例分配给单子焦元,得到最后的融合结果 $m_{12}^{\mathrm{PCR}'}(\theta_i)$

$\forall\theta_i\notin x(\theta^C)$,

$$m_{12}^{\mathrm{PCR}'}(\theta_i)=m_{12}^{\mathrm{PCR}}(\theta_i)$$

$\forall\theta_i\in x(\theta^C)$,

$$m_{12}^{\mathrm{PCR}'}(\theta_i)=m_{12}^{\mathrm{PCR}}(\theta_i)+\frac{m_{12}^{\mathrm{PCR}}(\theta_i)}{\sum_{\theta_i\in x(\theta^C)}m_{12}^{\mathrm{PCR}}(\theta_i)}m_{12}^{\mathrm{PCR}}(\theta^C) \tag{6}$$

3.2 混合 DSm 模型情况

混合 DSm 模型下部分单子焦元存在交集,这是由于该模型下识别框架中的焦元代表相对、模糊的概念,它们之间的过渡是连续的.变量 θ、θ^C、P^Θ、θ_i、θ^C 定义同 3.1 节.

(1)对融合形成的非冲突的交多子焦元按式(7)计算

$$\forall\ \theta_i, \theta_j, \theta_i \cap \theta_j = \theta^C \in P^\Theta$$
$$m_{12}(\theta^C) = \sum_{\forall(\theta_i \cap \theta_j) = \theta^C} m_1(\theta_i) \cdot m_2(\theta_j) \tag{7}$$

(2)对各焦元,求出其在另外证据源中补集的信度加和,这里与 Shafer 模型情况计算方法不同,需要考虑参与第(1)步运算的焦元.如对于证据源 1 中的焦元 θ_i,求出证据源 2 中的相同焦元和与 θ_i 进行过第(1)步操作的焦元信度加和.定义证据源 2 中的焦元与 θ_i 进行过第(1)步操作的集合为 $\theta^{2\mathrm{off}}$,证据源 1 中的集合为 $\theta^{1\mathrm{off}}$,则 θ_i 在其他证据源中的补集的信度加和为

$$m_1(\overline{\theta}_i) = 1 - m_2(\theta_i) - \sum m_2(\theta), \theta \in \theta^{2\mathrm{off}}$$
$$m_2(\overline{\theta}_i) = 1 - m_1(\theta_i) - \sum m_2(\theta), \theta \in \theta^{1\mathrm{off}} \tag{8}$$

(3)对每个证据源的单子焦元和交多子焦元进行如式(4)的近似推理融合.

(4)结合第(1)步操作中求出的 $m_{12}(\theta^C)$,对第(3)步操作的任意焦元 θ 的初步融合结果归一化

$$m_{12}^{\mathrm{PCR}}(\theta) = m_{12}(\theta) + \frac{m_{12}(\theta)\left(1 - \sum(m_{12}(\theta^C) + m_{12}(\theta))\right)}{\sum m_{12}(\theta)} \tag{9}$$

(5)得到最后的融合结果

$$m_{12}^{\mathrm{PCR}'}(\theta_i) = m_{12}^{\mathrm{PCR}}(\theta_i)$$
$$m_{12}^{\mathrm{PCR}'}(\theta^C) = m_{12}^{\mathrm{PCR}}(\theta^C) + m_{12}(\theta^C) \tag{10}$$

4 计算复杂度分析

针对两证据源,定义超幂集空间为 P^Θ,单子焦元为 $\theta_i, i \in [1, \cdots, n]$,$n$ 和 c 分别代表单子焦元和交多子焦元个数.分别对 DSmT + PCR5 方法(经典方法)、文献[24]提出的 DSmT 近似推理融合方法(快速分层递阶方法)、本文方法进行分析.

假设一次乘法运算的复杂度用 K 表示,加法运算的复杂度用 Σ 表示,除法运算用 Ψ 表示,减法用 B 表示.

首先分析 Shafer 模型情况,经典方法的计算复杂度为

$$o[n] = [\mathrm{K} + (4\mathrm{K} + 2\Psi + 4\Sigma)(n + c - 1)](n + c) + \Delta$$
$$\Delta = [4c(\mathrm{K} + \Psi + 2\Sigma), 2nc(\mathrm{K} + \Psi + 2\Sigma) \tag{11}$$

快速分层递阶方法的计算复杂度

$$o[n] = [2(\log_2^n - 2)n + 4]\Sigma + (n - 1)[10\mathrm{K} + 4\Psi + 8\Sigma] + 2(\log_2^n - 1)n\Psi + n(\log_2^n - 1)\mathrm{K} + \Delta \tag{12}$$

本文方法的计算复杂度

$$o[n] = (n + c)\mathrm{B} + 7(n + c)\mathrm{K} + [3(n + c) + 1]\Sigma + (3n + 2c)\Psi + \Delta \tag{13}$$

其中,Δ 与证据源中的交多子焦元的复杂程度呈正比.

然后分析混合 DSm 模型情况,经典方法的计算复杂度为

$$o[n] = [\mathrm{K} + (4\mathrm{K} + 2\Psi + 4\Sigma)(n + c - 1)] \cdot (n + c) - x(2\mathrm{K} + 2\Psi + 4\Sigma) + y\Sigma \tag{14}$$

其中,x 代表融合结果中所含的交多子焦元的个数,y 代表组合乘积中相同的交多子焦元的个数.

本文方法的计算复杂度为

$$o[n] = (n + c)\mathrm{B} + 7(n + c)\mathrm{K} + [3(n + c) + 1]\Sigma + (3n + 2c)\Psi - x(2\mathrm{K} + 2\Psi + 4\Sigma) + y\Sigma \tag{15}$$

可见两种模型下本文方法的计算复杂度均与($n + c$)呈线性关系,相比其他方法计算复杂度显著减小.

5 仿真实验对比分析

为了进行性能对比分析,本文引入 Euclidean 相似度函数[22]

$$N_E[m_1, m_2] = 1 - \frac{1}{\sqrt{2}}\sqrt{\sum_{i=1}^{D^\Theta}[m_1[X_i] - m_2[X_i]]^2} \tag{16}$$

来度量融合结果的相似度.

通过运行 1000 次蒙特卡洛仿真实验,求得实验平均计算时间.(本文所有仿真实验是通过 Pentimu(R) Dual-Core CPU E5300 2.6GHz 2.59GHz,1.99GB 内存的计算机进行 Matlab 仿真实现的.)

5.1 Shafer 模型情况

5.1.1 交多子焦元复杂程度低情况

例 1 假设给定两证据源,$P^\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \cdots, \theta_{20}, \theta_1 \cap \theta_5 \cap \theta_{10} \cap \theta_{20}\}$,随机产生证据进行蒙特卡洛实验,实验结果对比如图 1 所示.

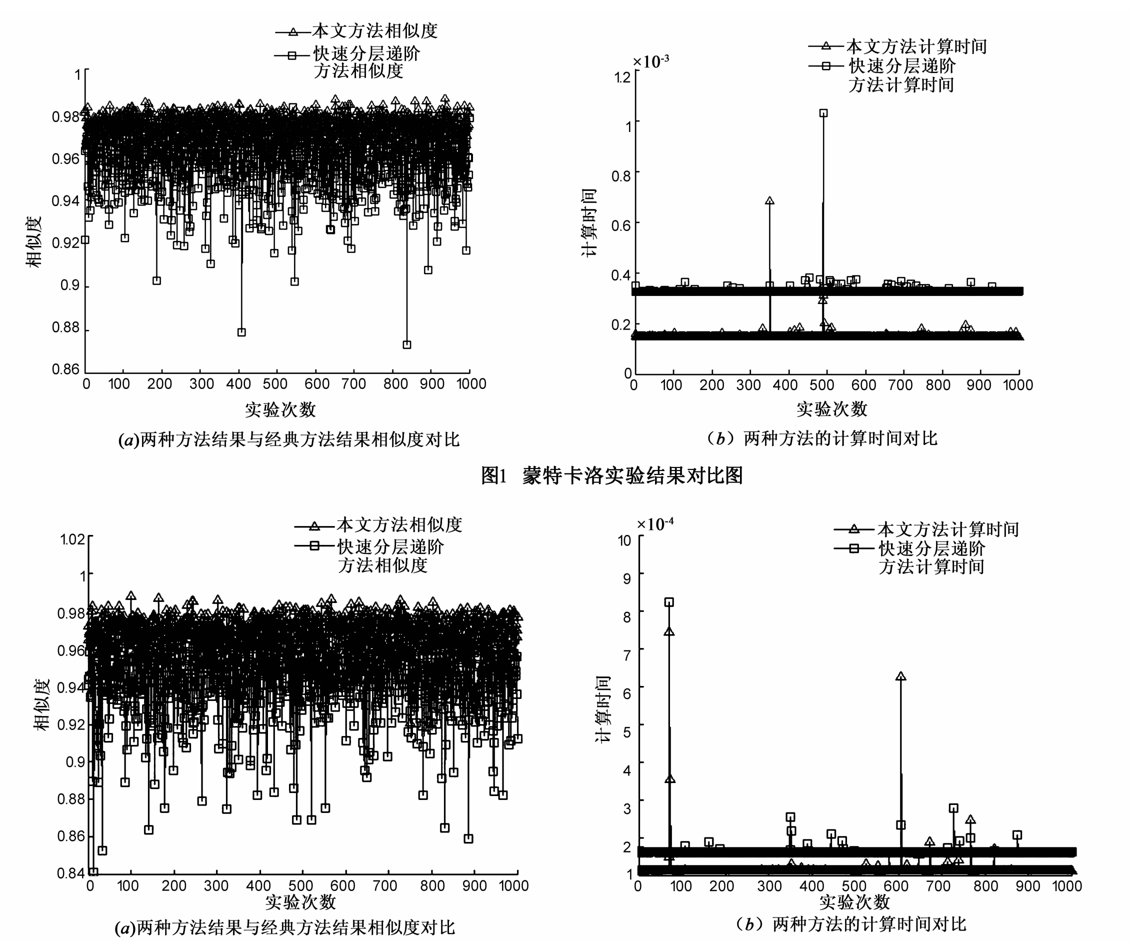
快速分层递阶方法的平均相似度为 0.9578,平均计算时间为 0.3274ms;本文方法平均相似度为 0.9741,平均计算时间为 0.1491ms.从实验结果分析可知:本文方法的平均相似度略高于快速分层递阶方法,运算时间仅为分层递阶方法的 45% 左右,计算效率显著提高.

5.1.2 交多子焦元复杂程度高情况

例 2 假设两证据源,超幂集空间为 $P^\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \cdots, \theta_{10}, \theta_1 \cap \theta_3 \cap \theta_5 \cap \theta_{10}, \theta_3 \cap \theta_5 \cap \theta_{10}, \theta_1 \cap \theta_3, \theta_2 \cap \theta_4\}$.蒙特卡洛实验结果对比如图 2 所示.

快速分层递阶方法的平均相似度为 0.9429,平均计算时间为 0.1624ms;本文方法平均相似度为 0.9684,

平均计算时间为 0.1135ms.从实验结果分析可知:本文方法的平均相似度略高于快速分层递阶方法,运算时间为快速分层递阶方法的 69.87%,仍具有计算效率的优越性.



(*a*)两种方法结果与经典方法结果相似度对比　(*b*)两种方法的计算时间对比

图1 蒙特卡洛实验结果对比图

(*a*)两种方法结果与经典方法结果相似度对比　(*b*)两种方法的计算时间对比

图2 蒙特卡洛实验结果对比图

5.1.3 高冲突证据源情况

例 3 假设两个冲突证据源的超幂集空间为 $D^{\Theta}=\{a,b,c,d,a\cap c,b\cap d\}$,其上的信度赋值如表 1 所示.

表 1 两冲突证据源信度赋值算例

	a	b	c	d	$a\cap c$	$b\cap d$
S_1	$x-2\varepsilon$	ε	ε	ε	$1-x-2\varepsilon$	ε
S_2	ε	$y-2\varepsilon$	ε	ε	ε	$1-y-2\varepsilon$

假设 $\varepsilon=0.01$, $x,y\in[0.02,0.98]$,当 x,y 分别在 $[0.02,0.98]$ 变化,幅度值为 0.01 时,蒙特卡洛实验结果对比如图 3 所示.

快速分层递阶方法的平均相似度为 0.8365,平均计算时间为 0.1065ms;本文方法平均相似度为 0.9850,平均计算时间为 0.0526ms.从实验结果分析可知:在高冲突证据源情况下,快速分层递阶方法的相似度随冲突程度的变化发生明显变化,而本文方法对高冲突证据源能保证相当高的相似度,均值维持在 98% 以上,且计算时间仍然明显优于快速分层递阶方法.

5.2 混合 DSm 模型情况

5.2.1 交多子焦元复杂程度低情况

例 4 假设给定两证据源, $P^{\Theta}=\{\theta_1,\theta_2,\cdots,\theta_{20},\theta_1\cap\theta_5\cap\theta_{10}\cap\theta_{20}\}$,蒙特卡洛实验结果对比如图 4 所示.

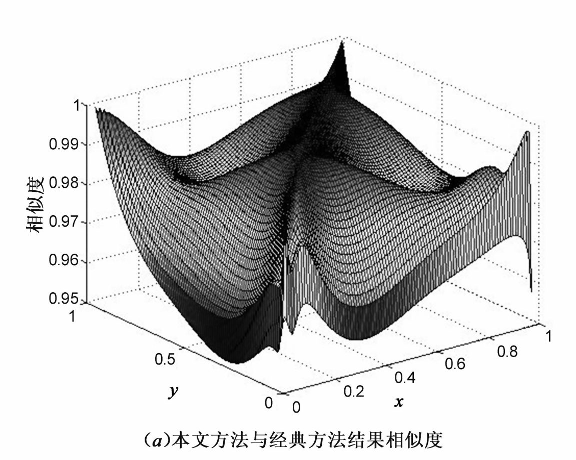
本文方法平均相似度为 0.9710,平均计算时间为 0.1740ms,而经典方法运算时间为 1.9ms.从实验结果分析可知:本文方法在 DSm 模型下交多子焦元信度赋值非零且复杂程度低情况下,在与经典方法融合结果的平均相似度维持在 97% 以上,且计算时间显著减少,仅为经典算法的 10% 左右,具有一定的优越性.

5.2.2 交多子焦元复杂程度高情况

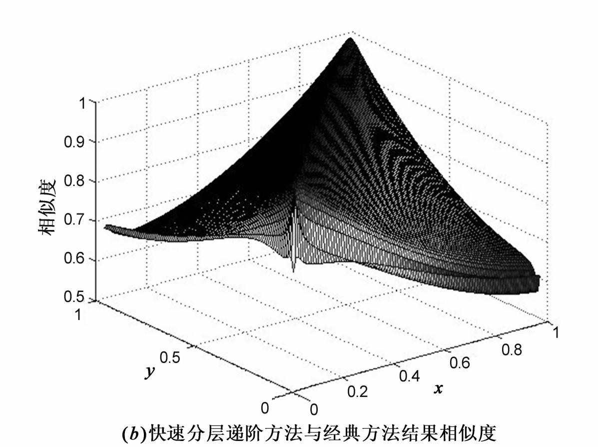
例 5 假设给定两证据源, $P^{\Theta}=\{\theta_1,\theta_2,\cdots,\theta_{10},\theta_1\cap\theta_3\cap\theta_5\cap\theta_{10},\theta_3\cap\theta_5\cap\theta_{10},\theta_1\cap\theta_3,\theta_2\cap\theta_4\}$.蒙特卡洛实验结果对比如图 5 所示.

本文方法平均相似度为 0.9604,平均计算时间为 0.1693ms,而经典方法运算时间为 0.8467ms.从实验结果分析可知:本文方法在 DSm 模型下交多子焦元复杂程度高情况下,与经典方法结果相似度维持在 96% 以

上，且计算时间仅为经典方法的 20% 左右，显著减少.

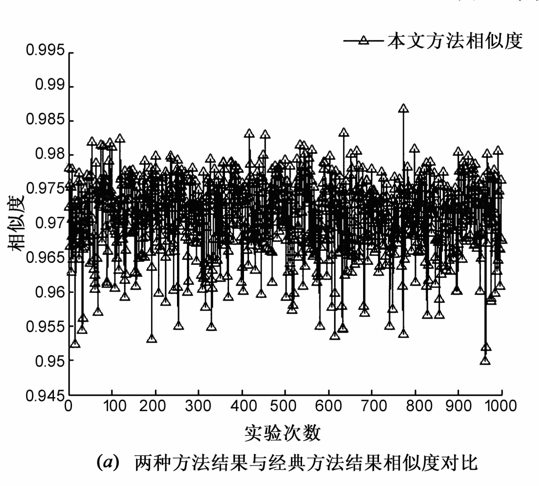


(*a*)本文方法与经典方法结果相似度

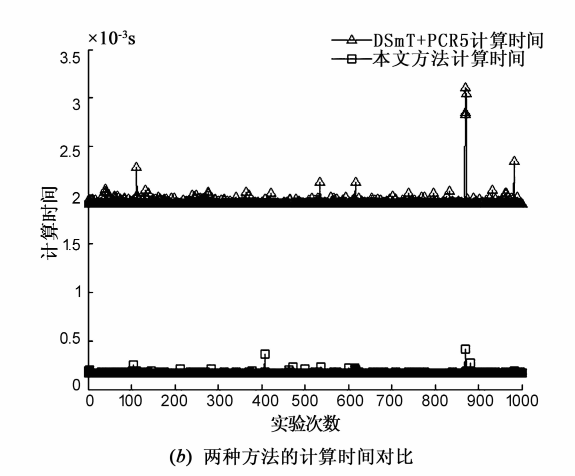


(*b*)快速分层递阶方法与经典方法结果相似度

图3　蒙特卡洛实验相似度对比图

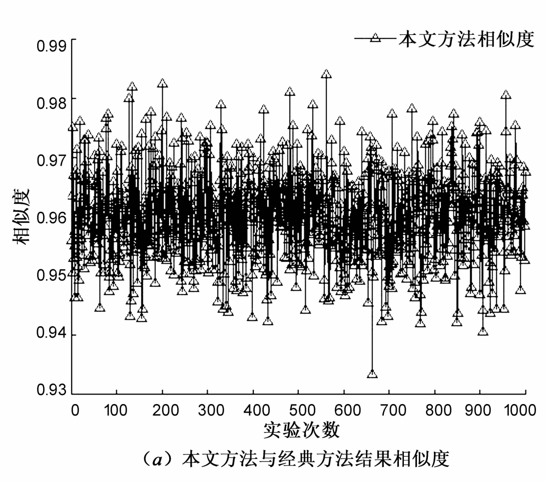


(*a*)　两种方法结果与经典方法结果相似度对比

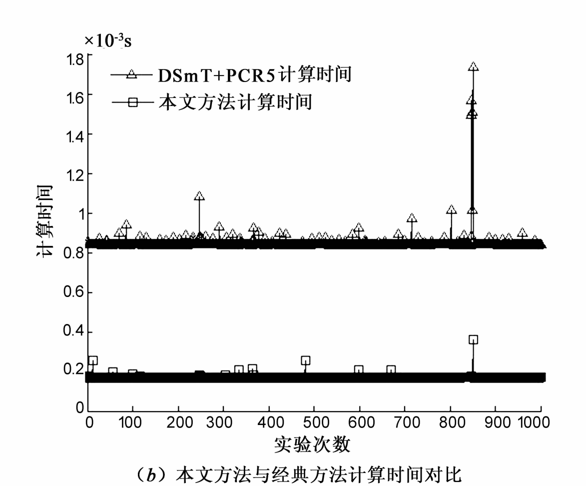


(*b*)　两种方法的计算时间对比

图4　蒙特卡洛实验结果对比图



(*a*)本文方法与经典方法结果相似度



(*b*)本文方法与经典方法计算时间对比

图5　蒙特卡洛实验结果对比图

5.2.3　高冲突证据源情况

例 6　假设两个冲突证据源的超幂集空间如例 3，但交多子焦元基于混合 DSm 模型.求得本文方法融合结果与经典方法结果相似度如图 6 所示.

本文方法平均相似度为 0.9813，平均计算时间为 0.0761ms，而经典方法运算时间为 0.1664ms.从实验结

果可知:本文方法在 DSm 模型且证据源高冲突情况下,与经典方法融合结果相似度仍能维持在 98% 以上,保持了较高的精度.

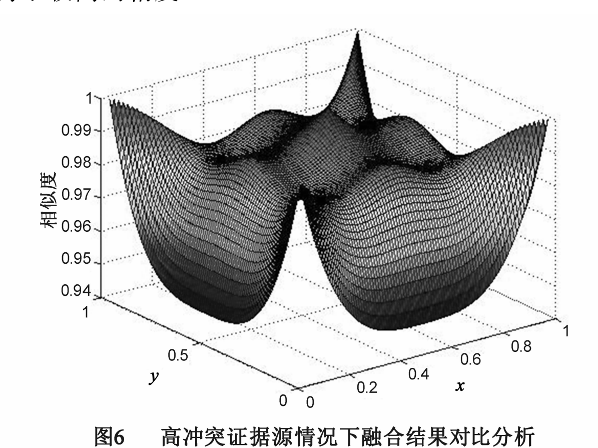


图6 高冲突证据源情况下融合结果对比分析

6 总结与展望

现有的 DSmT 近似推理方法,仅能处理 Shafer 模型下的融合问题,且预先解耦造成了一定的信息损失.本文提出一种交多子焦元非零情况下的 DSmT 近似融合推理方法,可以处理 Shafer 模型或混合 DSm 模型下的融合问题,且融合结果精度较高,计算效率也显著提高.下一步会研究更有效的近似推理函数,来进一步提高与精确融合结果的相似度.

参考文献

[1] 康兵义,李娅,邓勇,等.基于区间数的基本概率指派生成方法及应用[J].电子学报,2012,40(6):1092 - 1096.
Kang Bing-yi, Li Ya, Deng Yong, et al. Determination of basic probability assignment based on interval numbers and its application[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(6): 1092 - 1096. (in Chinese)

[2] 杨威,付耀文,潘晓刚,等.弱目标检测前跟踪技术研究综述[J].电子学报,2014,42(9):1786 - 1793.
Yang Wei, Fu Yao-wen, Pan Xiao-gang, et al. Track-before-detect technique for dim targets: an overview[J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(9): 1786 - 1793. (in Chinese)

[3] 杨威,付耀文,龙建乾,等.基于有限集统计学理论的目标跟踪技术研究综述[J].电子学报,2012,40(7):1440 - 1448.
Yang Wei, Fu Yao-wen, Long Jian-qian, et al. The FISST-based target tracking technques: a survey[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(7): 1440 - 1448. (in Chinese)

[4] 徐晓斌,张光卫,孙其博,等.一种误差可控传输均衡的 WSN 数据融合算法[J].电子学报,2014,42(6):1205 - 1209.
Xu Xiao-bin, Zhang Guang-wei, Sun Qi-bo, et al. Precision configurable data algorithm in WSNs[J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(6): 1205 - 1209. (in Chinese)

[5] 高仕博,程咏梅,肖利平,等.面向目标检测的稀疏表示方法研究进展[J].电子学报,2015,43(2):320 - 332.
Gao Shi-bo, Cheng Yong-mei, Xiao Li-ping, et al. Recent advances of sparse representation for object detection[J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(2): 320 - 332. (in Chinese)

[6] Lu X, Mo H, Deng Y. An evidential opinion dynamics model based on heterogeneous social influential power[J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2015, 73: 98 - 107.

[7] 韩德强,韩崇昭,邓勇,等.基于证据方差的加权证据组合[J].电子学报,2011,39(3A):153 - 157.
Han De-qiang, Han Chong-zhao, Deng Yong, et al. Weighted combination of conflicting evidence based on evidence variance [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(3A): 153 - 157. (in Chinese)

[8] 陈雁飞,夏学知,胡丹佳,等.基于试探折扣修正的证据组合方法[J].电子学报,2014,42(4):756 - 765.
Chen Yan-fei, Xia Xue-zhi, Hu Dan-gui, et al. Evidence combination based on tentative discount of evidences[J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(4): 756 - 765.

[9] Smarandache F, Dezert J. Advances and Applications of DSmT for Information Fusion (Vol. 1-3)[M]. Rehoboth, USA: American Research Press, 2004/2006/2009.

[10] Liu Z, Dezert J, Pan Q, et al. Combination of sources of evidence with different discounting factors based on a new dissimilarity measure[J]. Decision Support Systems, 2011, 52(1): 133 - 141.

[11] Li X, Huang X, Dezert J, et al. A successful application of DSmT in sonar grid map building and comparison with DST-based approach[J]. International Journal of Innovative Computing, Information and Control, 2007, 3(3): 539 - 551.

[12] Li X, Dezert J, Smarandache F, et al. Combination of qualitative information based on 2-Tuple modelings in DSmT[J]. Journal of Computer Science and Technology, 2009, 24(4): 786 - 798.

[13] Li X, Dai X, Dezert J, et al. Fusion of imprecise qualitative information[J]. Applied Intelligence, 2010, 33(3): 340 - 351.

[14] Liu Z, Pan Q, Mercier G, et al. A new incomplete pattern classification method based on evidential reasoning[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2015, 45(4): 635 - 646.

[15] 辛玉林,邹江威,徐世友,等.DSmT 理论在综合敌我识别中的应用[J].系统工程与电子技术,2010,11(32):2385 - 2388.
Xin Yu-lin, Zou Jiang-wei, Xu Shi-you, et al. Application of DSmT in integrated identification of friend-or-foe[J]. Systems Engineering and Electronics, 2010, 11(32): 2385 - 2388. (in Chinese)

[16] 李新德,黄心汉,戴先中,等.基于 DSmT 融合机的移动

机器人环境感知研究[J].华中科技大学学报,2009,37(12):64 – 67.

Li Xin-de, Huang Xin-han, Dai Xian-zhong, et al. Study on environment perception of mobile robots using DSmT-based fusion machine[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology, 2009, 37(12):64 – 67. (in Chinese)

[17] 李新德,黄心汉,戴先中,等.模糊扩展 DSmT 在移动机器人环境感知中的应用[J].华中科技大学学报,2008,36(S1):113 – 114.

Li X, Huang X, Dai X, et al. Sensing environment with mobile robot by appling fuzzy-extended DSmT [J]. Journal of Huazhong University of Science an Technology, 2008, 36(S1):113 – 114. (in Chinese)

[18] Djiknavorian P, Grenier D. Reducing DSmT hybrid rule complexity through optimization of the calculation algorithm[A]. Advances and Applications of DSmT for Information Fusion (Vol. 2)[M]. Rehoboth, USA: American Research Press, 2006. 365 – 429.

[19] Martin A. Implementing general belief function framework with a practical codification for low complexity[A]. Advances and Applications of DSmT for Information Fusion (Vol. 3)[M]. Rehoboth, USA: American Research Press, 2009. 217 – 273.

[20] N Abbas, Y Chibani, H Nemmour. Handwritten digit recognition based on a DSmT-SVM parallel combination[A]. The 13th International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition (ICFHR)[C]. Bari, Italy: IEEE Press, 2012. 241 – 246.

[21] Abbas N, Chibani Y, Belhadi Z, et al. A DSmT based combination scheme for multi-class classification[A]. The 16th International Conference on Information FUSION (ICIF)[C]. Istanbul, Turkey: IEEE Press, 2013. 1950 – 1957.

[22] Li X, Dezert J, Smarandache F, et al. Evidence supporting measure of similarity for reducing the complexity in information fusion[J]. Information Sciences, 2011, 181(11):1818 – 1835.

[23] 李新德,Dezert J,黄心汉,et al.一种快速分层递阶 DSmT 近似推理融合方法(A)[J].电子学报,2010,38(11):2566 – 2572.

Li Xin-de, Dezert Jean, Huang Xinhan, et al. A fast approximate reasoning method in hierarchical DSmT(A)[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(11):2566 – 2572. (in Chinese)

[24] 李新德,杨伟东,吴雪建,等.一种快速分层递阶 DSmT 近似推理融合方法(B)[J].电子学报,2011,39(3A):31 – 36.

Li Xin-de, Yang Wei-dong, Wu Xue-jian, et al. A fast approximate reasoning method in hierarchical DSmT(B)[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(3A):31 – 36. (in Chinese)

[25] 李新德,杨伟东,Dezert J.一种快速分层递阶 DSmT 近似推理融合方法(C)[J].华中科技大学学报,2011,39(S2):150 – 156.

Li Xin-de, Yang Wei-dong, Dezert J. A fast approximate reasoning method in hierarchical DSmT(C)[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology, 2011, 39(S2):150 – 156. (in Chinese)

作者简介



郭　强　男,1986 年 2 月出生,山东烟台人.2011 年进入海军航空工程学院攻读博士学位,主要从事信息融合理论研究.

E-mail:gq19860209@163.com



何　友　男,吉林磐石人.1982 年、1988 年分别于海军工程大学指控系统专业获学士和硕士学位,1997 年毕业于清华大学,获博士学位.曾在德国不伦瑞克工业大学作访问学者.中国工程院院士,少将,海军航空工程学院原校长,信息融合研究所所长,海战场信息感知与融合技术军队重点实验室主任、教授、博士生导师,清华大学双聘教授.兼任 IET Fellow,中国航空学会、中国指挥与控制学会常务理事,中国航空学会信息融合分会主任委员等.主要从事信息融合、信号处理等研究.